
Aplicación del modelo Box - Jenkins en la estimación del flujo de llamadas en servicios de atención al cliente en el sector contact center

Presentado por:

Jony Esteban Osorio Hernández

Administrador de empresas

Víctor Hugo Ángel Ochoa

Ingeniero Civil



LOS LIBERTADORES
FUNDACIÓN UNIVERSITARIA

Fundación Universitaria Los Libertadores

Facultad de Ingeniería y Ciencias Básicas

Especialización en Estadística Aplicada

Manizales, Caldas

2019

Aplicación del modelo Box - Jenkins en la estimación del flujo de
llamadas en servicios de atención al cliente en el sector contact
center

Presentado por:

Jony Esteban Osorio Hernández

Administrador de empresas

Víctor Hugo Ángel Ochoa

Ingeniero Civil

En cumplimiento para optar por el título de

Especialista en Estadística Aplicada

LOS LIBERTADORES

FUNDACIÓN UNIVERSITARIA

Dirigida por

Sebastien Lozano Forero

Fundación Universitaria Los Libertadores

Facultad de Ingeniería y Ciencias Básicas

Especialización en Estadística Aplicada

Manizales, Caldas

2019

Notas de aceptación

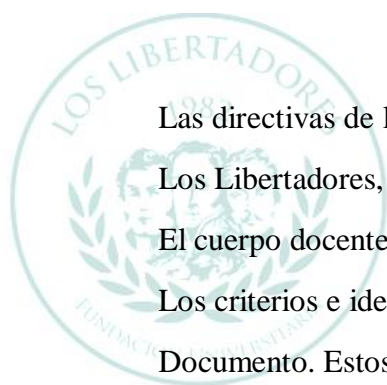


Firma del presidente del jurado

LOS LIBERTADORES
FUNDACIÓN UNIVERSITARIA

Firma del jurado

Firma del jurado



Las directivas de la Fundación Universitaria

Los Libertadores, los jurados calificadores y

El cuerpo docente no son responsables por

Los criterios e ideas expuestas en el presente

Documento. Estos corresponden únicamente

Los autores y a los resultados de su trabajo.

LOS LIBERTADORES
FUNDACIÓN UNIVERSITARIA

Dedicatoria

A nuestras familias



LOS LIBERTADORES
FUNDACIÓN UNIVERSITARIA

Agradecimientos

Agradecemos al servicio de atención al cliente que ha suministrado la data histórica para la realización del ejercicio. Igualmente a todas las personas asociadas a los procesos de planificación del contact center que participaron de alguna manera en la resolución de dudas e interrogantes sobre el servicio evaluado.



LOS LIBERTADORES
FUNDACIÓN UNIVERSITARIA



LOS LIBERTADORES

FUNDACIÓN UNIVERSITARIA

Resumen	12
Introducción	13
Planteamiento del problema	15
Objetivos	15
Objetivo general.....	15
Objetivos específicos	15
Justificación	16
Marco teórico y conceptual.....	18
Series de tiempo univariadas.....	18
Metodología Box-Jenkins	19
Modelo ARIMA	19
Modelo SARIMA	21
Modelo SARIMAX	21
Criterio BIC y AIC	22
Prueba Dickey-Fuller.....	23
Evaluación de la predicción	24
Sector Contact Center.....	26

Servicios Inbound	26
Servicios Outbound	27
Servicios Back Office	28
Servicios de atención personalizada	28
Marco metodológico	30
Análisis y resultados	34
Conjunto de datos y ajustes	35
Modelos ARIMA y SARIMA seleccionados	38
Test de modelos seleccionados	39
Conclusiones y recomendaciones	45
Bibliografía	47

Índice de figuras

Figura 1 Etapas de la construcción metodológica Box-Jenkins	19
Figura 2 Tráfico de llamadas versus pronósticos servicio atención al cliente	34
Figura 3 Análisis descriptivo conjunto de datos.....	35
Figura 4 Ajuste de outliers	36
Figura 5 Serie ajustada y respectivo ACF y PACF	37
Figura 6 Círculos de raíces unitarias	40
Figura 7 Círculos de raíces unitarias modelo OK.....	41
Figura 8 Ajuste del modelo y resultado de los residuos.....	42
Figura 9 Serie original y pronóstico.....	43
Figura 10 Pronóstico fuera de la muestra.....	44

Índice de tablas

Tabla 1 Evaluación de modelos seleccionados.....	40
Tabla 2 Resultados modelo final.....	42
Tabla 3 Parámetros modelo final	42
Tabla 4 Resultados test Jarque-Bera	43
Tabla 5 Resultados test Box-Ljung	43

Resumen

El presente trabajo busca abordar la problemática relacionada con la estimación de llamadas en los servicios de atención al cliente en el sector contact center. Lo que busca es evaluar la pertinencia de la implementación de una metodología estadísticamente robusta que permita minimizar los errores a la hora de realizar pronósticos y de esta manera aporte elementos de optimización operativa que redunden en menos costos para las empresas.

Se plantea entonces mediante este estudio implementar la metodología Box-Jenkins para un determinado servicio de atención a clientes en la ciudad de Manizales para observar qué bondades puede ofrecer dicha metodología a la hora de realizar pronósticos de llamadas. Como resultado del ejercicio se logra obtener un modelo consistente que cumple con los criterios propios de la metodología Box-Jenkins y logra minimizar el error de estimación para el pronóstico de llamadas del servicio.

Palabras claves: Contact center, Box-Jenkins, Pronósticos, Atención al cliente, Error medio relativo, series de tiempo.

Capítulo 1

Introducción

El sostenido crecimiento que se han experimentado en los últimos 30 años las industrias relacionadas con telecomunicaciones a nivel mundial, así como los diferentes avances tecnológicos y las normativas y regulaciones que obligan a las diversas compañías a ofrecer canales óptimos para la resolución de las dudas y los reclamos de los clientes; han permitido que el negocio de tercerización de servicios, y particularmente el negocio de contact center, haya presentado un crecimiento exponencial y sostenido en el tiempo. Latinoamérica, y particularmente Colombia, ha sido beneficiada por este crecimiento del sector contact center ya que gracias a sus competitivos costes de mano de obra muchas de las empresas se han ubicado en el país (Portafolio, 2016).

Sin embargo, este crecimiento sostenido ha traído consigo una gran cantidad de problemáticas relacionadas con la operación misma de los negocios, como los complejos procesos masivos de contratación, la alta rotación de empleados que tiene el sector, la falta de profesionales bilingües para campañas con clientes extranjeros, entre otros.

En medio de la gran cantidad de problemáticas por resolver del sector se observa una que se encuentra particularmente relegada a un segundo plano y consiste en la estimación o pronóstico de la cantidad de llamadas que se atenderán en los servicios de atención al cliente o la cantidad de ventas que se realizarán en un periodo. Aunque si bien esta situación es abordada en el día a día de la gestión de los contact center y se resuelve, en la mayoría de los casos, con técnicas sencillas de estimación como promedios, promedios móviles o regresiones lineales; no se profundiza lo suficiente para observar la gran importancia que tiene la correcta estimación de estos parámetros para hacer mucho más costo-eficiente el negocio, ya que la correcta estimación de las llamadas que se recibirán tiene una relación profunda con los costes operativos del negocio (Personal a contratar, por ejemplo) (Hierro, 2014) así como con los diferentes indicadores propios de estos servicios.

Es por esto que en este trabajo se propone una revisión detallada del proceso de estimación o pronóstico de llamadas en servicios de atención al cliente (Obviando la estimación de estimación de ventas para servicios Outbound) buscando aportar elementos para implementar la metodologías Box- Jenkins y así contribuir a la mejora de los procesos.

2.1 Objetivos

Con miras a alinear el trabajo dentro de un marco consistente se han planteado los siguientes objetivos, que buscan, de manera detallada, trazar el camino a seguir para la implementación de la metodología Box – Jenkins en el contexto del proyecto:

2.1.1 Objetivo General

Implementar un modelo de pronóstico por medio de modelo Box - Jenkins que permita optimizar el dimensionamiento de agentes en un servicio de atención al cliente, sector contact center.

2.1.2 Objetivos específicos

- Realizar la consolidación y depuración de la data relacionada para la construcción del modelo de pronóstico.
- Evaluar entre varios modelos ARIMA y SARIMA cuál ajusta mejor a la realidad de un servicio de atención al cliente.

- Aportar elementos para la optimización del dimensionamiento de agentes en un servicio específico de atención al cliente en una empresa del sector contact center mediante la selección de un modelo adecuado para la realización de pronósticos.

2.2 Justificación

Los procesos de planificación en cualquier empresa resultan fundamentales para la consecución de los objetivos establecidos y esperados. Contar con planes estructurados que permitan controlar la forma en que fluyen las diferentes actividades resulta clave para poder minimizar costos y buscar eficiencias que redunden en ganancias para las compañías. Las empresas del sector contact center no son la excepción y al igual que todas requieren de procesos estandarizados y eficaces para su correcto funcionamiento. En este sector los servicios de atención al cliente presentan, particularmente, algunas problemáticas que requieren de especial atención debido al profundo impacto que tienen en los costos variables relacionados con el funcionamiento de los servicios.

Si se revisa de manera general el proceso de planificación de un servicio de atención al cliente en una determinada empresa del sector contact center se puede observar que todo inicia con la estimación del pronóstico de llamadas que se esperan atender en un determinado periodo (Semanas, meses, días u horas). Posteriormente se usa el tráfico estimado, y algunos parámetros más, para determinar la cantidad de operadores o agentes requeridos para atender dicho flujo de llamadas. Como se puede observar, realizar una correcta estimación de las llamadas que ingresarán al servicio es fundamental, porque esto determinará el principal costo operativo del servicio y además impactará profundamente el cumplimiento de los indicadores acordados con los respectivos clientes.

Dicho lo anterior, y teniendo presente la importancia del proceso de estimación de pronóstico de llamadas, se identificaron algunas fallas en la empresa en la que se realizará el ejercicio en lo que respecta a la metodología para el cálculo del flujo de llamadas así como en las herramientas usadas para el mismo. En vista de ello se propone realizar el trabajo de investigación propuesto para proveer una metodología robusta para el cálculo de pronósticos (A saber, la metodología Box-Jenkins) así como una herramienta potente que permita tecnificar el proceso (R-Studio) para con esto aportar a la optimización del proceso.

En relación con lo mencionado y realizando una búsqueda de trabajos que evalúen la importancia y el impacto de la implementación de la metodología Box-Jenkins en la estimación de pronósticos en servicios de atención al cliente se puede destacar el artículo “Pronóstico de llamadas de emergencias sanitarias mediante modelos de series temporales” publicado por la revista *Emergencias* (Hierro, 2014) en la que se destaca la mejora en los procesos de planificación de la demanda de llamadas en el corto plazo. Igualmente se destacan los instrumentos de pronóstico como un elemento clave para una estrategia de mejora continua. También se puede destacar el artículo llamado “Medición de la atención en un Call Center usando box-jenkins” publicado en la revista *Industrial Data* (Raffo Lecca, 2014) donde se concluye que resulta pertinente implementar la metodología Box-Jenkins para predecir la demanda de llamadas en los servicios de atención al cliente cuando se evidencia determinada estacionalidad.

Se puede decir entonces que resulta pertinente implementar dicha metodología (Box-Jenkins), la cual puede aportar elementos para la mejora de los procesos de planificación relacionados con la estimación del flujo de llamadas en un servicio de atención al cliente, y buscar de esta manera apalancar la mejora operativa y la optimización de costes.

3.1 Series de tiempo univariadas

Para la realización de este trabajo de grado se utilizarán exclusivamente series de tiempo univariadas. En este capítulo se abordarán, de manera general, las ideas generales relacionadas con este tipo de series, así como la metodología Box-Jenkins y el soporte estadístico relacionado que se pueden detallar en (Guerrero, 2003) , (Cryer & Chan, 2008) (Brockwell & Davis, Time series theory and Methods, 2009) y (Peña, 2010)

3.1.1 Metodología Box-Jenkins

La metodología Box-Jenkins se podría definir como un ciclo iterativo que busca encontrar el mejor modelo de ajuste para la realización de pronósticos y estimaciones. Esta metodología fue planteada por los autores George P.E. Box y Gwilym M. Jenkins en 19670 en su texto Time series for analysis and control, y gráficamente se podría ver como sigue (E.P.Box & Jenkins, 1970):

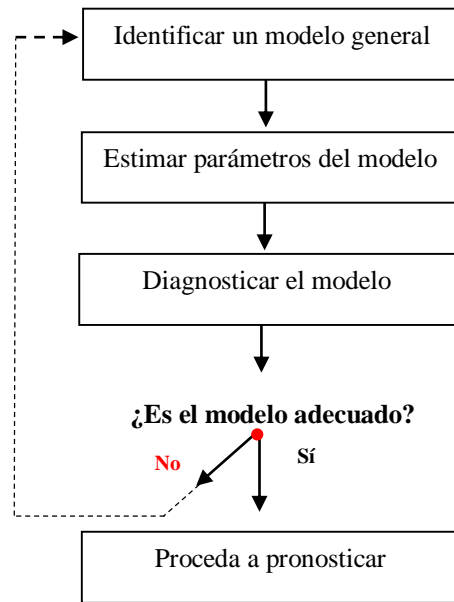


Figura 1 Etapas de la construcción metodológica Box-Jenkins

Respecto a la identificación del modelo definido en el primer punto del flujo anterior se puede decir que hace referencia a modelos de tipo Autoregressive (AR), Moving Average (MA), ARMA (p, q), ARIMA (Autoregressive Integrated Moving Average) (Brockwell & Davis, Introduction to time series and forecasting, 2002), SARIMA (Seasonal ARIMA). El detalle de los modelos mencionados se verá de manera general en las siguientes secciones.

Aplicando la metodología anterior a un conjunto de datos determinado se podrán generar pronósticos con cierto grado de precisión.

3.1.2 Modelos ARIMA

Los modelos ARIMA (p, d, q) se pueden considerar el corazón mismo de la metodología Box-Jenkins y se definen como un compendio de ecuaciones asociados a cada componente particular del modelo. En general el modelo ARIMA (p, d, q) está constituido por los siguientes componentes (Kirchgassner & Wolters, 2007):

Modelos AR (p): Componente autorregresivo de los modelos ARIMA ($p, 0, 0$) que se define de la forma (E.P.Box & Jenkins, 1970):

$$z_t = \phi_1 z_{t-1} + \dots + \phi_p z_{t-p} + a_t$$

La idea general de los modelos autorregresivos es que los valores presentes z_t de una serie pueden ser explicados como una función de p valores pasados (Stoffer, 2011).

Modelos MA (q): Componente de medias móviles de los modelos ARIMA ($0, 0, q$) que se define por la siguiente combinación lineal (E.P.Box & Jenkins, 1970):

$$z_t = a_t + \theta_1 z_{t-1} + \dots + \theta_q z_{t-q}$$

Orden de integración (d): El orden de integración obedece a la transformación de la serie de tiempo original para buscar alcanzar su estacionariedad.

Procesos estacionarios: Los procesos estacionarios (débilmente) son aquellos en los que para una serie z_t se observa (Mills, 2019):

$$E(z_t) = c$$

$$\text{Varianza}(z_t) = c$$

$$\text{Covarianza}(z_t, z_{t+s})$$

Es decir, que la serie z_t tiene media y varianza relativamente constante (c) y la covarianza depende del tamaño del intervalo y no de su posición t en la serie de tiempo. La condición de estacionariedad es fundamental y condición sine qua non para la construcción de modelos bajo la metodología Box-Jenkins.

3.1.3 Modelos SARIMA

Se puede entender el modelo SARIMA como una extensión del modelo ARIMA en el que se agrega un componente estacional (Wei, 1989). Seasonal Autoregressive Integrated Moving Average agrega los elementos (P, D, Q) a la tradicional forma (p, d, q) obteniéndose :

$$\phi(B) + \Phi(B^S)(1 - B)^d(1 - B^S)^D z_t = \theta(B)\Theta(B^S)$$

Donde el factor $(1 - B)^d$ hace referencia a la cantidad de diferenciaciones no estacionales del modelo, mientras que $(1 - B^S)^D$ hace referencia a la diferenciación estacional.

3.1.4 Modelos SARIMAX

Los modelo SARIMAX son, al igual que ocurre con los modelo SARIMA, una extensión de los modelos ARIMA (p, d, q) tradicionales. En este caso se incluyen las variables exógenas que pueden afectar positivamente el proceso predictivo obteniendo un modelo del tipo $(p, d, q) \times (P, D, Q)_s$ con el siguiente constructo matemático (Newsham & Birt, 2010)

$$(1 - B)^d(1 - B^S)^D z_t = \mu + \Psi_i(B)X_{i,t} + \frac{\theta(B)\theta_s(B^S)}{\phi(B)\phi_s(B^S)} + a_t$$

Donde:

z_t : Es la serie de tiempo

$X_{i,t}$: Series de tiempo de predictores externos

a_t : Error aleatorio

μ : Promedio de la serie de tiempo

B : Operador de retroceso

$\phi(B)$: Operador autorregresivo, un polinomio de orden p en el operador de retroceso:

$$\phi(B) = 1 - \phi_1 B - \dots - \phi_p B^p$$

$\theta(B)$: Operador del promedio móvil, un polinomio de orden q en el operador de retroceso:

$$\theta(B) = 1 - \theta_1 B - \dots - \theta_q B^q$$

$\Psi_i(B)$: Operador de transferencia para para el efecto de $X_{i,t}$

3.1.5 Criterios de información para selección de modelos

Posterior a la construcción de modelos se pasa a la evaluación de los mismos para seleccionar el mejor de ellos. Dos de los criterios más usados para la evaluación de modelo son:

AIC (Akaike Information Criterion): El criterio de información Akaike mide la bondad de ajuste de determinado modelo definido matemáticamente de la siguiente forma (Akaike, 1974):

$$AIC = -2 \times \ln(L) + 2k$$

Donde:

k : Es el número de parámetros del modelo.

\ln : Es la función de verosimilitud

L : Valor máximo para la función de verosimilitud

BIC (Bayesian Information Criterion): El criterio de información bayesiano es la alternativa al clásico criterio de evaluación de modelos AIC . Matemática se define cómo (Schwarz, 1978):

$$\text{BIC} = -2 \log(L) + k \log(T)$$

Donde:

k : Es el número de parámetros del modelo.

T : Cantidad de datos disponibles

Una de las diferencias fundamentales entre los criterios de evaluación AIC y BIC es que este último penaliza los modelos con mayor número de parámetros estimados obteniéndose modelos de menor orden y por ende más parsimoniosos.

3.1.6 Prueba Dickey-Fuller

Dado que la condición de estacionariedad es fundamental para la aplicación de la metodología Box - Jenkins se pueden utilizar diversas herramientas para evaluar dicha propiedad en una serie de tiempo. Una de las técnicas formales más usadas para evaluación de estacionariedad es la prueba Dickey – Fuller que fue presentada por David A. Dickey and Wayne A. Fuller en 1979.

La prueba de Dickey – Fuller se basa en una prueba de hipótesis con la siguiente estructura (Dickey & Fuller, 1979):

$$H_0 : Y_t \sim I(1)$$

$$H_1 : Y_t \sim I(0)$$

Donde H_0 o hipótesis nula indica que la serie es no estacionaria y posee raíces unitarias y H_1 es la hipótesis alternativa e indica que la serie es estacionaria y no se encuentran raíces unitarias.

Lo anterior evaluado para una modelo autorregresivo con la siguiente estructura:

$$Y_t = \alpha Y_{t-1} + e_t$$

Donde Y_t es una serie de tiempo y e_t es una secuencia normal de variables aleatorias con media cero y varianza σ^2 .

3.1.7 Evaluación de la predicción

Posterior a la generación de pronósticos resulta fundamental la evaluación de los modelos construidos y su capacidad de generar predicciones acertadas. Entre las medidas más comunes de evaluación de la predicción se tiene:

RMSE (Root –Mean Square Error): La raíz de error cuadrático medio (En español) es una medida de error que contrasta los valores pronosticados por un modelo determinado contra los valores observados, matemáticamente se puede entender como:

$$\mathbf{RMSE} = \sqrt{\frac{\sum_{i=1}^n (y_t - y_j)^2}{n}}$$

Donde n es la cantidad de elementos de la serie, y_t corresponde a los valores observados, y_j corresponde a los valores estimados por el modelo.

Error Medio (Mean Error):

$$\frac{\sum_{i=1}^n (y_t - y_j)}{n}$$

Error Absoluto Medio (Mean Absolute Error):

$$\frac{\sum_{i=1}^n |y_t - y_j|}{n}$$

Error Medio Porcentual (Mean Percentage Error):

$$\frac{\sum_{i=1}^n \frac{(y_t - y_j)}{y_t}}{n}$$

3.2 Sector contact center

En Colombia el sector de Contact center representa el 2,8% del PIB y el del BPO o tercerización de servicios generando en el 2017 más de 228.00 empleos en Colombia, siendo la exportación de este tipo de servicios uno de los modelos de negocio con mayor crecimiento durante los últimos años presentando como principales destinos de estas exportaciones a Estados Unidos y España con un 35.8% y 23.5% de participación respectivamente. (DANE, 2018). Las estimaciones de crecimiento son positivas tal como lo indican las cifras dadas por la firma Frost & Sullivan que prevén que el sector crezca a razones del 9,2% anual (Sectorial, 2019), de ahí la importancia de este sector.

De los servicios ofertados por empresas de este sector empresarial se encuentran, principalmente, los que se presentan en las secciones siguientes.

3.2.1 Servicios Inbound

Son los servicios prestados en los que los clientes realizan las llamadas a números de contacto, aplicaciones, chat y otros canales definidos por el proveedor de un producto o servicio. Estas solicitudes son recibidas por personal especializado para dar solución, ampliar información, o llevar a cabo transacciones en línea.

Las razones por las que los clientes se comunican con el proveedor de algún bien o servicio van desde la solución de problemas, radicar una queja, servicios de atención e inclusive comprar un producto o servicio.

Los servicios Inbound más comunes asociados con las campañas son:

- Servicio y atención al cliente

- Servicios de referenciación
- Servicios de directorios
- Administración de agendamiento y eventos
- Recepción de llamadas de ventas
- Gestión de cobro
- Servicios de suscripción

Cabe mencionar que este tipo de servicios son los más generalizados en los centros de contacto y representan el 27% de la participación de las ventas de las empresas del sector de BPO (Procolombia, 2018)

3.2.2 Servicios Outbound

Son aquellos servicios en los cuales los agentes contactan de manera unilateral a sus clientes actuales y potenciales, haciéndolo a nombre de la organización que representan.

Dentro de este tipo de servicios se ofertan campañas que tienen diversos objetivos como:

- Venta de productos o servicios
- Actualización de datos
- Agendamiento de citas
- Cobranza

3.2.3 Servicios Back Office

Se entienden como los servicios de atención de gestiones de administración que se realizan generalmente al finalizar la llamada del cliente y que como resultado ha generado una reclamación, consulta, solicitud, etc.

El back office se caracteriza por aspectos como:

- Tienen como inicio las gestiones realizadas por parte de los agentes del “front office”, los cuales han dejado alguna tarea pendiente, normalmente por no poder solucionarse directamente en la llamada.
- La actividad es realizada sin el cliente en línea.
- Se cuenta con personal especialmente formado en la gestión de incidencias.
- Generalmente el equipo de asesores de back office se encuentra ubicado en un sector determinado del Call Center.

3.2.4 Servicios de atención personalizada

Se presentan dentro de este segmento aquellos servicios de atención presencial a través de la cual se pueden realizar labores de venta, atención al cliente, recepción de quejas y reclamos así como actividades a través de un servicio cara a cara.

Durante los últimos años con la aparición de nuevas formas de relacionamiento este sector al igual que muchos otros se ven enfrentados a generar opciones de negocio más competitivas y a generar estructuras que se adapten de manera rápida a las tendencias de consumo, experiencia, atención y relacionamiento con el cliente. En el caso específico de los

centros de contacto, se requiere la adopción de tecnologías que permitan la atención omnicanal en diversos formatos y canales que finalmente desbordan en la llamada telefónica.

Capítulo 4

Marco metodológico

El presente estudio aborda el examen de la implementación de una metodología estadísticamente robusta para solucionar el problema de realizar pronósticos que minimicen el error y de esta manera optimicen los procesos de tomas de decisiones. A saber, se implementará la metodología Box – Jenkins en un servicio de atención de llamadas en una empresa determinada del sector Call Center.

Se usará una segmentación de los datos basados en el modelo prueba fuera de la muestra, lo que significa que la cantidad de datos originales serán divididos en dos partes: la primera parte de los datos será la parte de *training* de los datos y servirá para el entrenamiento de los modelos propuestos (Para este caso 197 observaciones de un total de 208, lo que representa el 94,7% del conjunto total). La segunda parte, llamada *test* o *Out-Sample*, servirá para probar la bondad de los modelos construidos. La idea del general del ejercicio es encontrar modelos mediante los datos de training que sean relativamente parecidos a los datos *Out-Sample* y garantizar así que las predicciones del modelo seleccionado sean buenas.

Enfoque investigativo

El enfoque del proyecto es cuantitativo casi de manera exclusiva ya que se aborda el análisis descriptivo de los datos recibidos y se realizan las proyecciones mediante la metodología planteada. En este ejercicio se excluye la opinión o subjetividad de los investigadores y se seleccionan los modelos en función de la calidad de los resultados de los diferentes test realizados y de los errores observados. Igualmente se excluye del análisis los factores generadores de los datos como, por ejemplo, incidencias en aplicativos de la compañía, cambios en políticas a clientes, o incrementos en facturación, entre otros

Diseño metodológico

Tipo de estudio

El proyecto realizado usa la metodología Box-Jenkins como metodología iterativa para la generación de un modelo que permita pronosticar de manera confiable la cantidad de llamadas que pueden ingresar a un servicio de atención de llamadas.

Área de estudio

El área de estudio se enmarca en el sector de contact center y específicamente en los servicios de atención de llamadas. Se relaciona entonces la estimación de pronósticos con los flujos de llamadas que tradicionalmente se reciben en este tipo de servicios.

Universo y muestra

Para este estudio se entiende como universo el total de los servicios dedicados a la atención estándar de clientes. Entiéndase para este ejercicio que el servicio evaluado es la muestra que permite realizar algunas abstracciones para la construcción de modelos.

Métodos e instrumentos de recolección de datos

Todos los datos que se usan para este trabajo provienen de la recolección interna que realiza la compañía día a día del tráfico de llamadas para el servicio evaluado. Es clave aclarar que todos los datos han sido proporcionados por la compañía y cuentan con los respectivos permisos para ser tratados bajo la premisa de que se anónimos y no se asocien a los nombres de los clientes que han tercerizado el servicio de atención. La recolección de estos datos tiene una periodicidad diaria y corresponde al periodo 01 de enero – 28 de Octubre del año 2019. Se cuenta en total con 208 observaciones para la realización del ejercicio.

Posterior a la revisión de la diversa literatura relacionada con la metodología Box-Jenkins se ha decidido la implementación de un modelo ARIMA (Seasonal Autorregresive Integrated Moving Average) debido a la identificación clara de procesos estacionales en el conjunto de datos observado.

Al final se espera contar con un modelo beta que sirva como guía para estandarizar procesos de estimación y pronósticos para los diversos servicios de atención de llamadas de la compañía.

Etapas

Para la elaboración del trabajo se han definido las siguientes etapas:

Recolección y análisis y revisión de datos: En esta etapa se realiza la recepción de los datos por parte de la empresa y se evalúa la calidad de los mismos, la coherencia en la periodicidad de los mismos (Validación de equidistancia de la serie) y que no se cuente con valores extraños o mal digitados.

Análisis descriptivos y estudio de los datos: En esta etapa se realizan analítica descriptiva del tráfico de llamadas para identificar tendencias, normalidad de los datos, outliers, valores mínimos y máximos entre otros.

Modelamiento inicial y selección de modelos candidatos: Se realiza un primer modelo usando la función *auto.arima* y posteriormente se parte de ahí realizando múltiples iteraciones y construyendo una cantidad importante de modelos (Se estiman más de 100 modelos). Realizando diversos análisis de los modelos se van descartando algunos (Aquellos que no cumplen requisitos mínimos por problemas de invertibilidad y demás) y seleccionando otros como candidatos definitivos.

Test de modelos y selección del mejor modelo: Por último se evalúan los modelos candidatos a la luz de los diversos test propios de la metodología Box-Jenkins (A saber se usará el criterio de selección BIC, el test de normalidad Jarque-Bera y el test de Ljung-Box) y se selecciona uno que será usado para realizar los pronósticos y que se validará usando la técnica de “Pronóstico fuera de la muestra”

Capítulo 5

Análisis y resultados

En este apartado del trabajo se presentarán los resultados de los diferentes ejercicios realizados para el conjunto de datos, los modelos que ajustaron, los respectivos pronósticos y la evaluación de los mismos.

Un aspecto importante a tener en cuenta en el análisis de resultados es que ya la empresa realiza internamente estimaciones del flujo de llamadas por día y tramos horarios con un determinado margen de error. En la gráfica siguiente se puede observar el flujo real de llamadas al servicio en cuestión (Línea sólida azul), así como los respectivos pronósticos (Línea punteada):

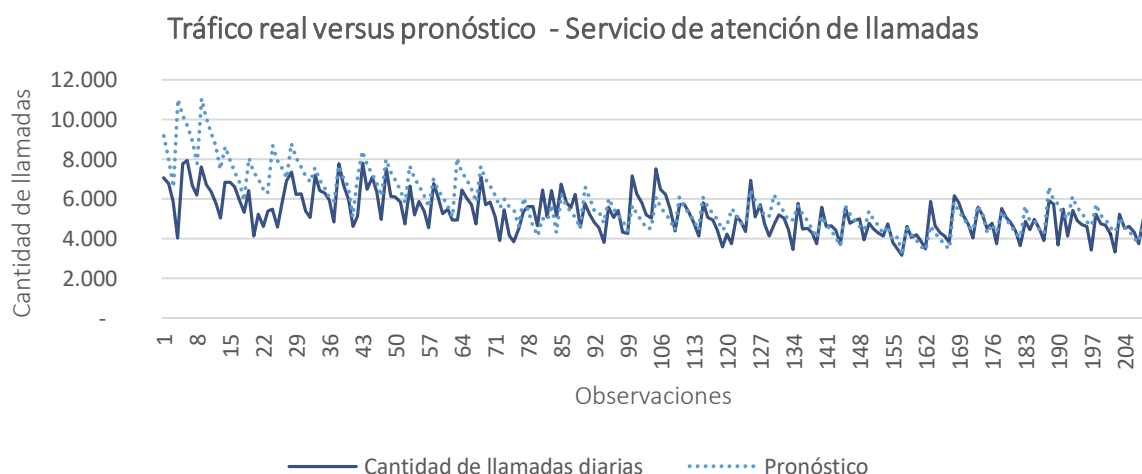


Figura 2 Tráfico de llamadas versus pronósticos servicio de atención al cliente

Tal como se puede observar existe una brecha o *gap* entre las llamadas que ingresaron al servicio de atención y los pronósticos de llamadas, esta diferencia es el error de estimación y para este caso presenta un valor medio de 15,2% calculado usando el *error medio porcentual*.

Será clave entonces evaluar si es viable encontrar un modelo que presente un error medio inferior y que cumpla con todos los supuestos estadísticos propios de la metodología Box-Jenkins.

5.1 Conjunto de datos y ajustes

Como elemento clave del ejercicio se procede a realizar, en primer momento, un análisis detallado del conjunto de datos usando el respectivo gráfico de los mismos y algunos elementos descriptivos:

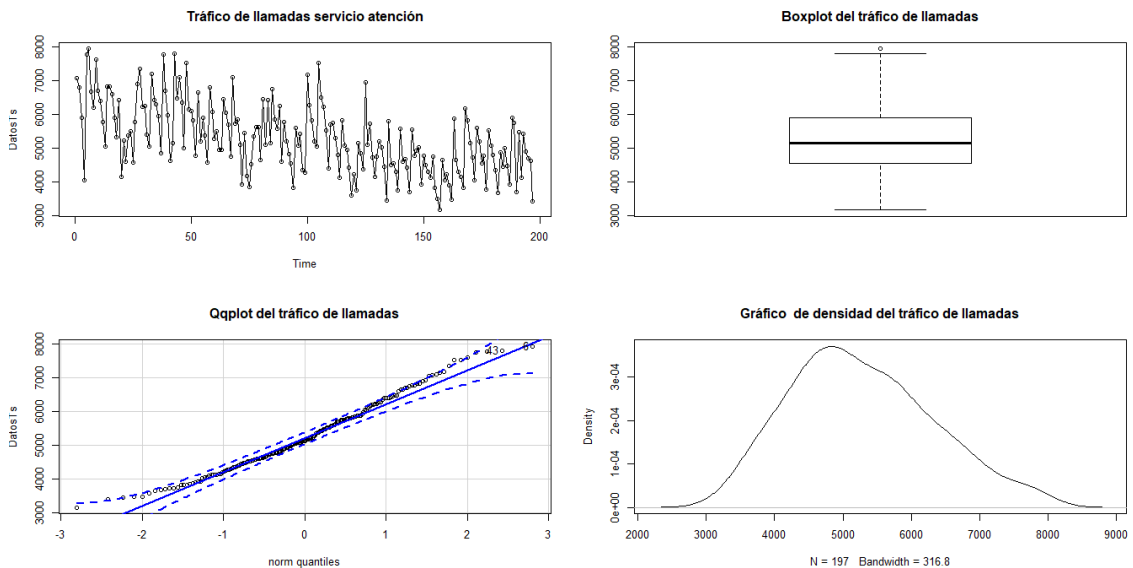


Figura 3 Análisis descriptivo conjunto de datos

Se puede decir sobre la serie que hay una leve tendencia a disminuir constantemente en el tiempo y que presenta algunos valores atípicos que exceden los límites del *qqplot* y que

igualmente marca el *boxplot*. Respecto a la estacionariedad de la serie se realiza el test de Dickey-Fuller aumentado obteniendo un *p-valor* de 0,01 o menor lo que permite pensar que se acepta la hipótesis alternativa (*H1*) de estacionariedad de la serie, sin embargo resulta importante aplicar una transformación mediante una diferenciación para eliminar la leve tendencia de los datos a disminuir.

Posteriormente, y en vista de que se detectan algunos atípicos usando la librería “*tsoutliers*”, se realiza un ajuste de los mismos usando la función “*tso*” con el siguiente resultado:

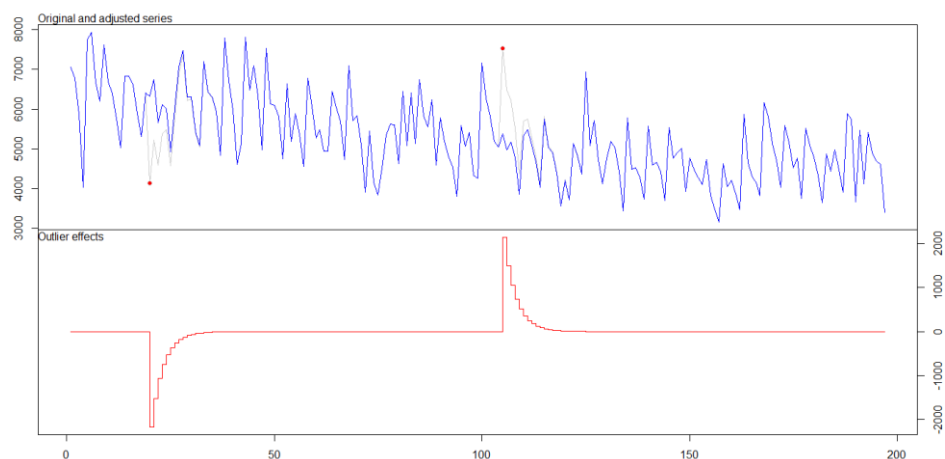


Figura 4 Ajuste de outliers

Tal como se observa se realiza un ajuste del conjunto de datos en dos momentos. Esta serie ajustada será la que se use para el diseño de modelos ya que se ha optimizado en algunos puntos. Respecto a las gráficas ACF y PACF para el conjunto de datos se tiene:

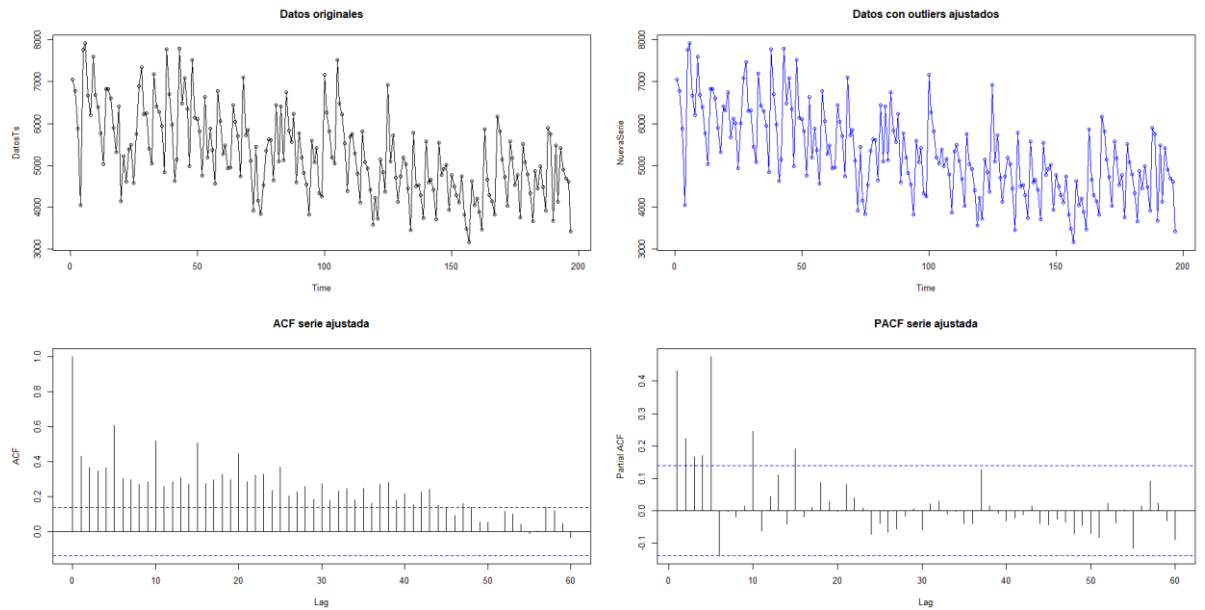


Figura 5 Serie ajustada y respectivo ACF y PACF

Dado que los datos son estacionarios se procede a la evaluación de los gráficos ACF y PACF que son fundamentales para la identificación de los modelos iniciales. Como se puede observar hay un ACF con rezagos que decaen lentamente y un PACF que marca rezagos que exceden los límites de confianza hasta, aproximadamente el lag 15 (Específicamente 7 rezagos exceden el límite superior de la banda).

Partiendo de estas observaciones, y teniendo presente que sería importante aplicar una diferenciación para eliminar la leve tendencia de la serie, se procede a evaluar los modelos iniciales para el conjunto de datos.

5.2 Modelos ARIMA y SARIMA seleccionados

Para el diseño de los modelos se plantean dos figuras diferentes, primero se usará un modelo ARIMA (p,d,q) tradicional partiendo de lo que indica la función *auto.arima* que indica un modelo inicial $p=1, d=1, q=2$. Posteriormente se evaluarán algunos modelos SARIMA forzando las variables P,D,Q para observar que modelos interesantes pueden surgir. Obsérvese como en la recomendación que realiza *auto.arima* el valor d ya viene planteado con un 1, esto debido a la necesidad de la diferenciación necesaria que se debe aplicar sobre el conjunto de datos original.

Los modelos que se evalúan son los siguientes:

ARIMA (1,1,2) – Modelo inicial propuesto por *auto.arima*

ARIMA (7,1,2)

ARIMA (4,1,2)

ARIMA (4,1,0)

SARIMA(8,1,2x1,1,1)₂

ARIMA(15,1,2)

ARIMA(16,1,2)

SARIMA(17,1,3x4,1,1)₇

ARIMA(13,1,2)

Es importante aclarar que estos no fueron los únicos modelos evaluados para el conjunto de datos de estudio ya que se realizaron muchas pruebas más, pero para fines prácticos se presentan aquellos que los investigadores consideraron más importantes.

Respecto al periodo asignado para los modelos SARIMA se realizan pruebas con diferentes valores, partiendo de 365 como frecuencia de los datos (Se cuenta con un dato por día) y evaluando diferentes opciones y sus diferentes resultados.

5.3 Test de modelos seleccionados

Posterior a la construcción y selección de los modelos considerados relevantes se ha construido una tabla con los diferentes parámetros de evaluación. A saber se tiene en cuenta:

- 1) El valor del BIC (Criterio Bayesiano de información), buscando seleccionar el menor de todos los posibles.
- 2) El test de normalidad de “Jarque-Bera” para los residuos del modelo buscando p-valores que superen el 0,05 para aceptar de esta manera la hipótesis alternativa de normalidad en los residuos.
- 3) El test de “Ljung-Box” para evaluación de autocorrelación serial en los residuos del modelo, buscando valores superiores a 0,05 en lo que respecta al p-valor para tener evidencia estadísticamente significativa de no autocorrelación serial.
- 4) El menor por *error medio porcentual* para garantizar de esta forma un modelo robusto que mejore la precisión de las estimaciones actuales realizadas por la compañía. Para el caso se buscan errores medios porcentuales menores a 15%.

La tabla resumen del ejercicio es la siguiente:

Modelos	Criterio de información Bayesiana(BIC)	Test de normalidad "Jarque-Bera"	Test de autocorrelación serial "Ljung-Box"	Error medio porcentual
ARIMA (1,1,2)	3.198,90	0,06	0,53	9,5%
ARIMA (7,1,2)	3.188,80	0,01	0,92	8,0%
ARIMA (4,1,2)	3.193,34	0,00	0,97	6,0%
ARIMA (4,1,0)	3.193,34	0,00	0,45	7,0%
SARIMA(8,1,2x1,1,1)2	3.179,25	0,10	0,99	6,1%
ARIMA(15,1,2)	3.178,60	0,04	0,83	7,3%
ARIMA(16,1,2)	3.214,90	0,03	0,97	8,0%
SARIMA(17,1,3x4,1,1)7	3.164,73	0,04	0,97	6,7%
ARIMA(13,1,2)	3.179,46	0,06	0,82	8,0%

Tabla 1 Evaluación de modelos seleccionados

Además de la tabla anterior y los criterios mencionados se debe seleccionar un modelo que contenga parámetros estadísticamente significativos a la hora de la evaluación del test de Wald. Así mismo el modelo seleccionado deberá contar con un ajuste correcto de los rezagos en lo que respecta a la evaluación de los rezagos en los gráficos ACF y PACF de los residuos.

Al proceder a la validación de los modelos se identifica el menor BIC para el modelo SARIMA(8,1,2x1,1,1)₂ con un valor de 3179, 25 y error medio porcentual menor que todos los demás. Igualmente se puede observar que no existe correlación lineal entre los residuos (p-valor 0,99) y que existe normalidad en los residuos con una significancia del 10% (p-valor 0,1040), sin embargo este modelo presenta un problema con los rezagos a la hora de evaluar las raíces unitarias del componente *Moving Average (MA)*:

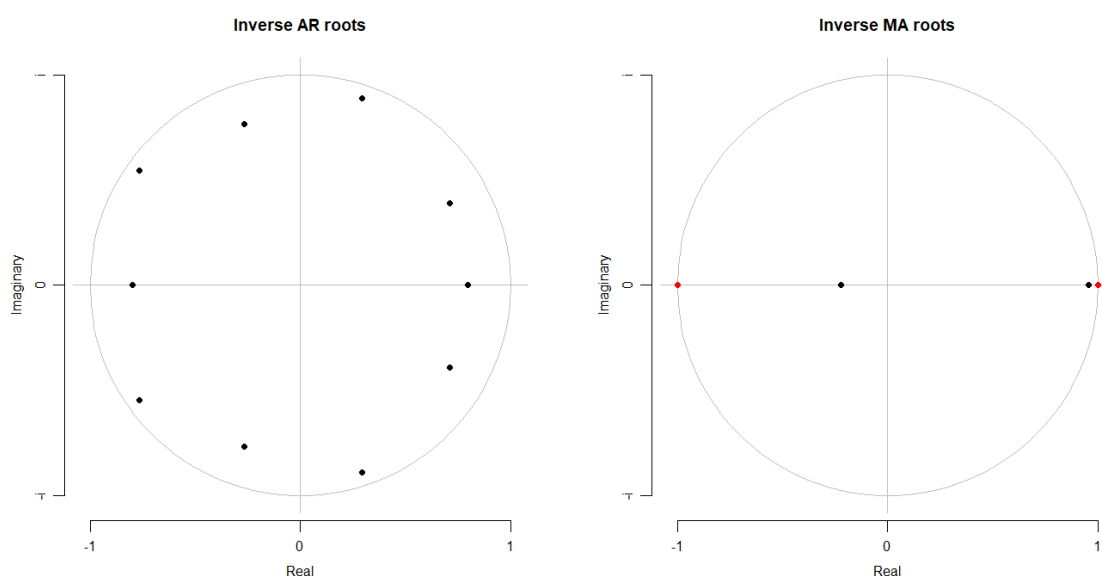


Figura 6 Círculos de raíces unitarias

Esto ocurre al tratar de ajustar los parámetros del modelo. De igual manera con los demás modelos planteados se encuentran problemas estadísticos de diversos tipos que dificultan la selección de un modelo óptimo. Entre los errores comunes se identifican rezagos que no se encuentran dentro del intervalo de confianza en los gráficos ACF y PACF de los residuos, problemas en la normalidad de los residuos (Como por ejemplo el modelo ARIMA (4,1,2)), problemas de autocorrelación serial y por último problemas relacionados con las raíces unitarias.

El único modelo que pasa todas las pruebas necesarias para ser estadísticamente significativo a la hora de realizar pronósticos es el modelo ARIMA (13,1,2) que presenta el detalle que se muestra a continuación:

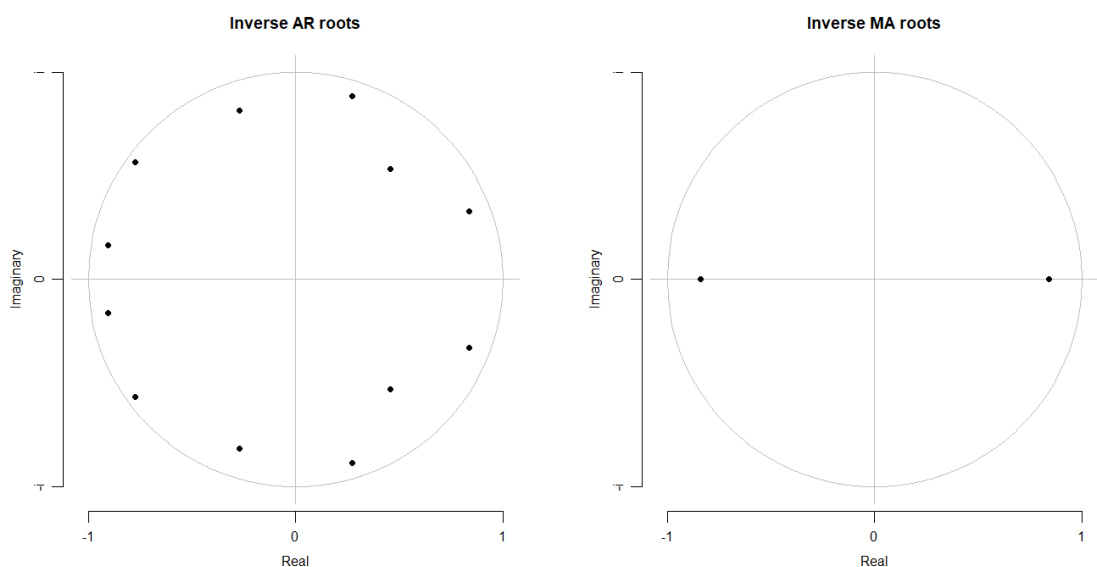


Figura 7 Círculos de raíces unitarias OK

Parámetros dentro de los círculos de raíces unitarias posterior al ajuste de los parámetros mediante el comando *fixed*. Los coeficientes de lo modelo así como los respectivos valores del test de wald para los parámetros que se utilizaron son:

```

coefficients:
    ar1  ar2    ar3    ar4    ar5    ar6    ar7    ar8    ar9    ar10   ar11   ar12   ar13   ma1   ma2
-0.7636  0 -0.1572 -0.1605  0.1720  0 -0.2549 -0.2673 -0.2974  0  0 -0.1953  0  0 -0.7067
s.e.    0.0552  0  0.0720  0.0904  0.0729  0  0.0764  0.0896  0.0755  0  0  0.0521  0  0  0.0628
sigma^2 estimated as 486211: log likelihood = -1563.34, aic = 3146.68

```

Tabla 2 Resultados modelo final

ar1	ar3	ar4	ar5	ar7	ar8	ar9	ar12	ma2
-13.841.614	-1.739.763	-2.201.519	2.250.941	-3.377.763	-5.133.919	-4.735.876	-2.161.062	-7.886.188

Tabla 3 Estadísticos t del modelo seleccionado

Tal como se puede observar se han usado 9 parámetros que son estadísticamente significativos. El parámetro *ar3* se encuentra dentro del intervalo de rechazo $-1,96 | 1,96$ sin embargo se ha incluido en el modelo debido a que su valor está relativamente cerca del límite inferior del intervalo mencionado y su importancia en el modelado es grande.

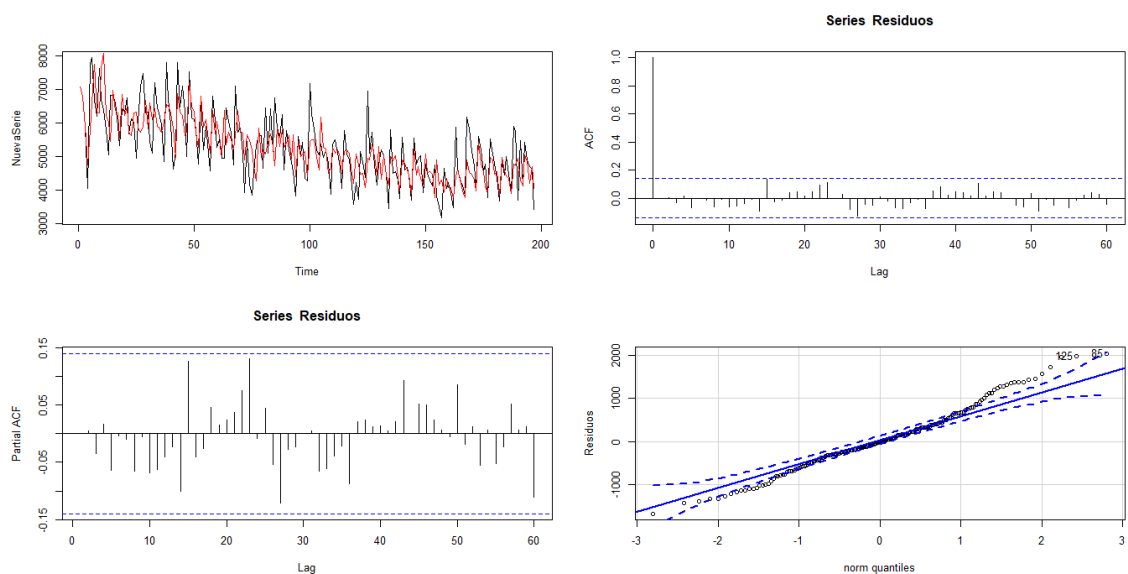


Figura 8 Ajuste del modelo y resultado de los residuos

Respecto al ajuste del modelo a los datos de *training* se nota un buen ajuste y respecto a los rezagos todos se encuentra dentro del intervalo de confianza y se observa normalidad en los residuos con significancia al 10% , como se constata en los siguientes test:

```
Jarque Bera Test
data: Residuos
x-squared = 4.5259, df = 2, p-value = 0.104
```

Tabla 4 Resultados test Jarque-Bera

```
Box-Ljung test
data: Residuos
x-squared = 0.00023672, df = 1, p-value = 0.9877
```

Tabla 5 Resultados test Box-Ljung

Se observan valores significativos respecto a los *p-valores* de ambos test por lo que se puede pensar que se puede aceptar la hipótesis de normalidad de los residuos así como de no autocorrelación de serial de los mismos.

Respecto al pronóstico se observa un ajuste relativamente bueno a la hora de revisar la gráfica que integra los datos de *testing* con los valores de pronóstico.

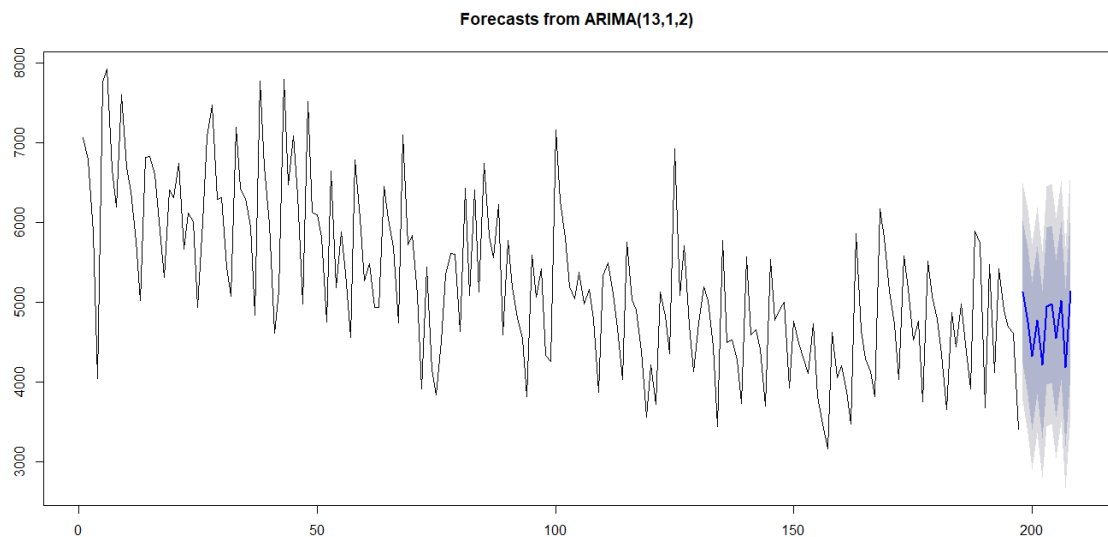


Figura 9 Serie original y pronóstico

Por último y como elemento fundamental del ejercicio se ha realizado la prueba de pronóstico dentro de la muestra que busca evaluar si los pronósticos realizados corresponden en alguna medida a los datos *out-sample*:

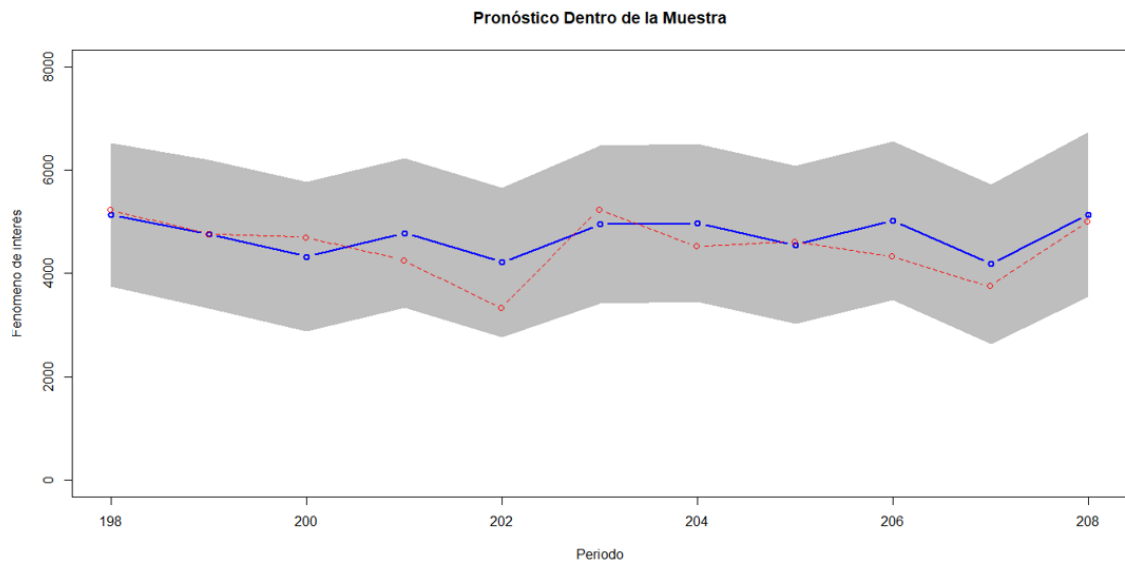


Figura 10 Pronóstico fuera de la muestra

Tal como se puede observar los datos reales de test (Línea roja) se encuentra dentro del intervalo de confianza de las estimaciones realizadas. Esto es fundamental porque permite concluir que, para este caso, usando dos desviaciones estándar a la hora de estimar se podría construir un buen modelo para realizar pronósticos.

Capítulo 6

Conclusiones y recomendaciones

Antes de concluir es importante recordar que el objetivo fundamental de este trabajo era evaluar la pertinencia de la implementación de la metodología Box-Jenkins en un servicio de atención al cliente que permitiera mejorar el proceso de dimensionamiento de agentes. Para esto es clave poder encontrar un modelo que mejore los errores de estimación actuales del servicio, que se encuentran en el orden del 15,2%.

Posterior a las respectivas evaluaciones y ejercicios realizados se pueden presentar las siguientes conclusiones:

- 1) Se construyó un modelo ARIMA (A saber ARIMA (13,1,2)) que superó todos los test estadísticos propios de la metodología Box-Jenkins (criterio de selección BIC, el test de normalidad Jarque-Bera y el test de Ljung-Box)
- 2) Se logró identificar un modelo que presenta un error medio porcentual de 8%, lo que significa que mejora la precisión de la predicción respecto a la metodología actual del servicio en 7,2 puntos porcentuales.

3) Debido al mínimo error relativo del modelo se ha logrado encontrar un ajuste que permite que los datos de evaluación caigan dentro del intervalo de confianza del pronóstico realizado.

4) Al contar con un modelo que minimiza los errores se puede pensar que al aplicarlo en el servicio evaluado se podrá optimizar el dimensionamiento de agentes del servicio ya que los valores esperados de llamadas para el servicio se ajustan mucho más a la realidad operativa.

5) Resulta pertinente y recomendado utilizar una metodología robusta estadísticamente, como la vista en este trabajo para realizar los pronósticos en los servicios de atención al cliente. Esto permitirá mejorar en gran medida algunas medidas internas de los servicios asociadas a importantes costos operativos (Como cantidad de agentes a contratar, por ejemplo).

Por último es importante recalcar que para la evaluación de los modelos solo se ha usado el error medio porcentual ya que esta es la medida de error que actualmente se usa en la compañía para evaluar la precisión de modelos de pronósticos.

Bibliografía

- Akaike, H. (1974). A new look at statical model identification. *IEEE Transactions on automatic control* 19 (6), 716-723.
- Brockwell, P. J., & Davis, R. A. (2002). Introduction to time series and forecasting. New York: Springer.
- Brockwell, P. J., & Davis, R. A. (2009). *Time series theory and Methods*. USA: Springer.
- Cryer, J. D., & Chan, K.-S. (2008). *Time series analysis with applications in R*. USA: Springer.
- DANE. (2018). *Muestra Trimestral de Comercio Exterior de Servicios (MTCES) - DANE, 2018*.
- Dickey, D. A., & Fuller, W. A. (1979). Distribution of the estimators for autorregresive time series whit a unit root. *Journal of the american statical association* 74, 427-431.
- E.P.Box, G., & Jenkins, G. M. (1970). *Time series analysis forecasting and control*. Holden Day.
- Guerrero, V. M. (2003). *Análisis estadístico de series de tiempo económicas*. International Thomson Editores.
- Hierro, J. D. (2014). *Analisis, Pronóstico de la demanda y necesidades de personal en un call center de emergencias sanitarias*. Malaga, España.
- Kirchgassner, G., & Wolters, J. (2007). Introduction to modern time series analysis. Berlin: Springer.
- Mills, T. C. (2019). Applied time series analysis - A practical guide to modeling and forecasting. United Kingdom: Academic Press.
- Newsham, G. R., & Birt, B. (2010). Building-level occupancy data to improve ARIMA-based electricity use forecast. *Proceedings of the 2nd ACM Workshop on Embedded Sensing Systems for Energy-Efficiency in Building* (págs. 13-18). Zurich, Switzerland: ACM.
- Peña, D. (2010). *Análisis de series temporales*. Alianza.
- Portafolio. (20 de 06 de 2016). *Portafolio*. Obtenido de La profesionalización de los contact centers: <https://www.portafolio.co/evolucion-contact-centers-colombia-revista-portafolio-497791>
- Procolombia. (2018). *Encuesta de BPO base*.
- Raffo Lecca, E. R. (2014). Medición de la atención en un call center usando box-jenkins. *Industrial Data*, 100-109.

- Schwarz, G. E. (1978). Estimating the dimension of a model. *Annals of Statistics* 6 (2), 461–464.
- Sectorial. (16 de 04 de 2019). *Sectorial.co*. Obtenido de <https://www.sectorial.co/informativa-contact-center-y-bpo>
- Stoffer, R. H. (2011). *Time series analysis and its applications*. Springer.
- Wei, W. W. (1989). Time series analysis univariate and multivariate methods. En W. W. Wei. Addison-Wesley.